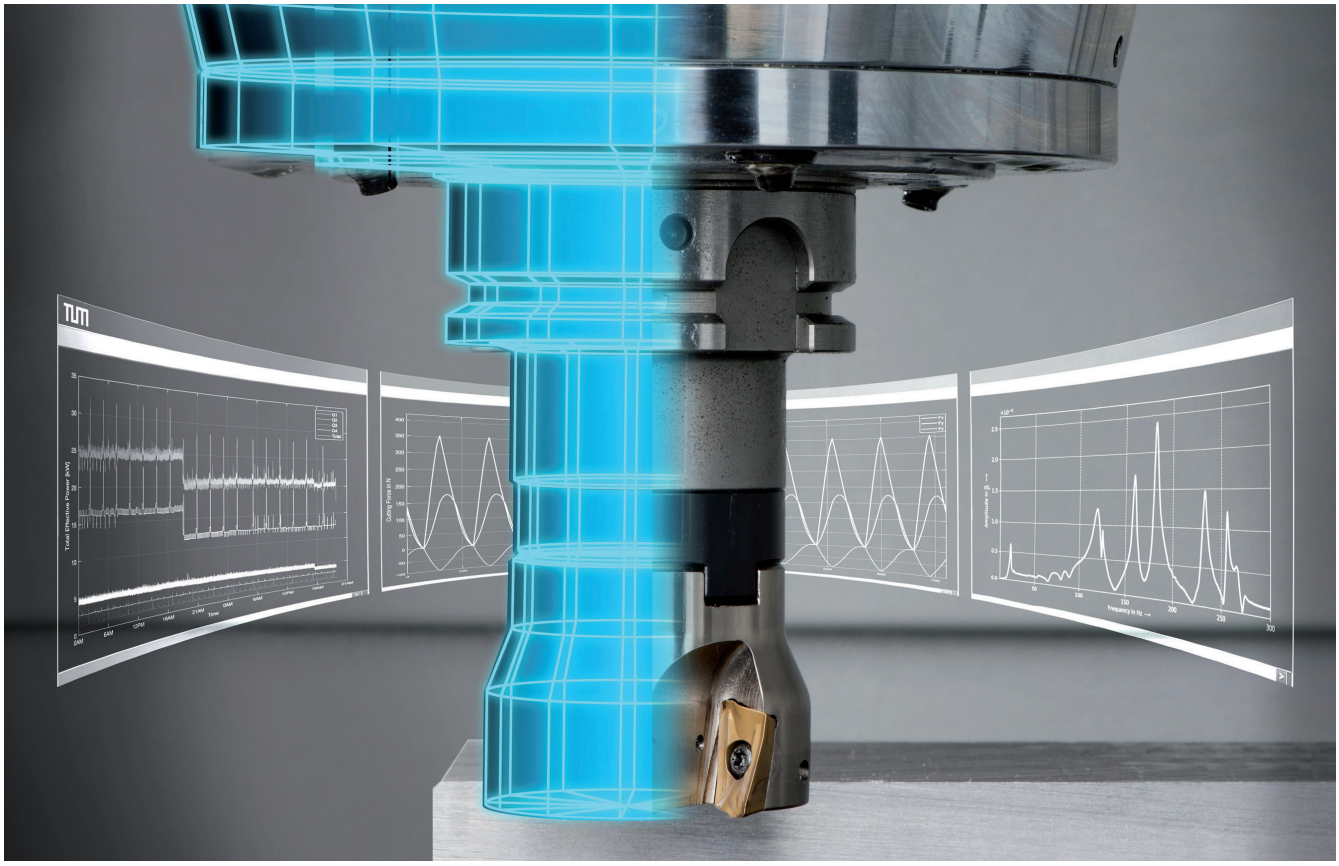


Die Kopplung einer physischen Fertigungsanlage mit ihrem digitalen Zwilling erlaubt nicht nur eine effiziente, digitale Produktentwicklung und eine umfassende Prozessüberwachung, sondern macht auch neue Ansätze der prädiktiven Instandhaltung und damit eine hohe Anlagenverfügbarkeit möglich. *Foto: Andreas Heddergott*

Holistischer Ansatz zur Ermittlung des aktuellen Zustands und zur Berechnung von Restlebensdauern

Prädiktive Instandhaltung an Vorschubantrieben

Moderne Methoden der prädiktiven Instandhaltung versprechen zwar eine deutliche Steigerung der Profitabilität spanender Fertigungsverfahren, haben aber ihren Weg in die Industrie noch nicht gefunden. Die Gründe dafür liegen vor allem in der fehlenden Generalität bestehender Ansätze. Abhilfe schafft die ganzheitliche Betrachtung des Antriebs, bei der neben Erfahrungswissen und Referenzzuständen auch ein digitales Abbild („Digitaler Zwilling“) der Maschine zur Verschleißprognose eingesetzt wird.

TEXT: *Johannes Ellinger, Maximilian Benker, Robin Kleinwort, Michael F. Zäh*

Durch die kontinuierlich steigende Vernetzung von Fertigungslinien verursachen Ausfälle einzelner Maschinen immer höhere Kosten aufgrund von Produktionsstillständen. Diese möglichst kurz zu halten, ist das Ziel der korrektiven Instandhaltung, bei der erst Maßnahmen ergriffen werden, nachdem ein schadensbringender Ausfall aufgetreten ist.

Maßnahmen zustandsbasiert planen

Eine Weiterentwicklung davon ist es, Instandhaltungsmaßnahmen bereits vor einem Ausfall nach festgelegten Betriebszeiten oder Laufleistungen durchzuführen. Diese Vorgehensweise wird als präventive Instandhaltung bezeichnet. Dabei führen nicht die ungeplanten Ausfälle zu erhöhten Kosten, sondern zu früh

durchgeführte Instandhaltungsmaßnahmen haben durch die damit verbundenen Produktionsunterbrechungen und die verwendeten Ersatzteile erhöhte Betriebskosten zur Folge.

Die „zustandsbasierte Instandhaltung“ behebt dieses Defizit, da hier die Durchführung von Instandhaltungsmaßnahmen mit dem tatsächlichen Maschinenzustand verknüpft ist. Wird der Anlagenzustand nicht nur erfasst, sondern auch in die Zukunft projiziert, bietet sich weiteres Potential für Einsparungen, da mit der prädiktiven Instandhaltung der Ausfallzeitpunkt nun auch durch eine intelligente Produktionsplanung beeinflusst und optimiert werden kann [1].

Ausfälle von Werkzeugmaschinen lassen sich in verschiedene Gruppen einteilen. Die Hauptausfallgruppe stellen die Vorschubachsen und die in ihnen verbauten Komponenten Kugelgewindetrieb, Linearführungen und Lager dar [2]. In diesem Beitrag soll daher ein Ansatz vorgestellt werden, wie für Komponenten des Vorschubantriebs Restlebensdauern prognostiziert werden können.

Ansätze zur prädiktiven Instandhaltung

In der Literatur existieren zwei unterschiedliche Herangehensweisen an das Problem der Restlebensdauerschätzung: Zum einen existieren datengetriebene Methoden. Dabei wird zuerst eine Fülle an Daten im laufenden Betrieb der Maschine aufgenommen und anschließend zu möglichst verschleißsensitiven Merkmalen verdichtet. Aus diesen lässt sich dann der aktuelle Zustand der Maschine bewerten und mithilfe eines Regressionsmodells auch vorhersagen [3]. Ein zweiter Ansatz der Zustandsprognose zeichnet sich durch die Einbeziehung eines Simulationsmodells aus. Im Gegensatz zum realen System, das Verschleiß unterliegt, verändert sich das Verhalten des digitalen Modells nicht. Durch einen fortlaufenden Abgleich zwischen der realen Anlage und dem virtuellen Abbild lässt sich ebenfalls der aktuelle Maschinenzustand ermitteln und der zukünftige Verschleiß vorhersagen [4].

Nachfolgend soll ein Ansatz vorgestellt werden, der die beiden Vorgehensweisen vereint und so eine umfassende Prognose des Maschinenzustands ermöglicht.

Modellbasierte Auswahl von Merkmalen

Neben einfachen analytischen Modellen von Vorschubantrieben [4] können auch komplexe Finite-Elemente (FE)-Modelle von Vorschubachsen zur Zustandsüberwachung genutzt werden. **Bild 1** zeigt eine simulierte Eigenschwingform einer Vorschubachse und das Verhalten ihrer zugehörigen Eigenfrequenz bei Veränderung der Steifigkeit des Kugelgewindetriebs (KGT) und der Profilschienenführung (PSF). Es ist ersichtlich, dass die Eigenfrequenz der Schwingform wenig sensitiv auf eine Steifigkeitsänderung des KGT reagiert, aber umso mehr von einer Steifigkeitsänderung der PSF beeinflusst wird. Andere Eigenschwingformen zeigen ein dazu genau gegensätzliches Verhalten: deren Verhalten wird maßgeblich von der Steifigkeit des KGT beeinflusst und reagiert wenig sensitiv auf eine Steifigkeitsänderung der PSF.

Der unterschiedliche Einfluss des Verschleißes auf die verschiedenen Eigenschwingformen gestattet es, mithilfe eines FE-Modells Merkmale und Charakteristiken zu finden, die neben der globalen Detektion von Abnutzungserscheinungen auch die Lokalisation der verschlissenen Komponente erlauben. Somit kann zu-

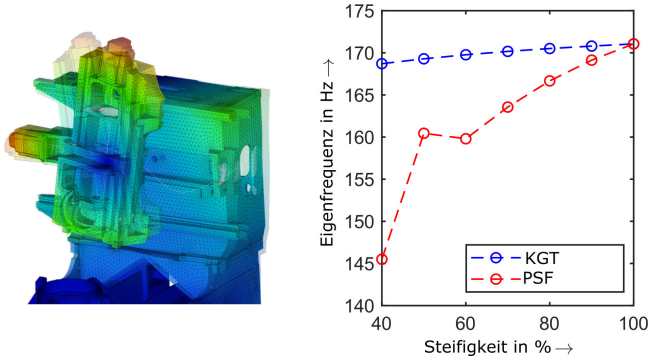


Bild 1 Simulierte Eigenschwingform einer Vorschubachse (links) und Verhalten der zugehörigen Eigenfrequenz bei Veränderung der Steifigkeit des Kugelgewindetriebs (KGT) und der Profilschienenführung.

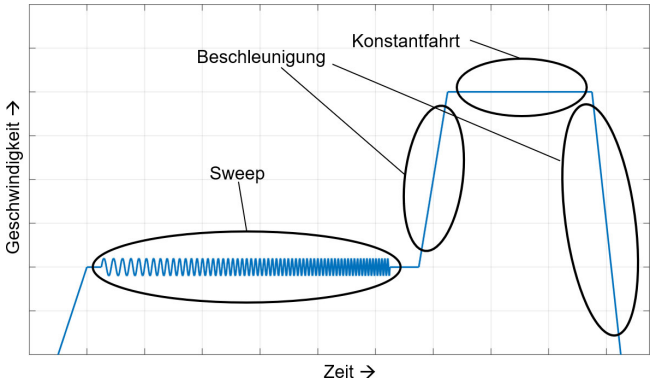


Bild 2 Schematische Darstellung eines Testzyklus zur ganzheitlichen Datenerfassung.

künftig das FE-Modell einer Maschine nicht nur für die Optimierung des Strukturverhaltens, sondern auch für die Parametrierung des prädiktiven Instandhaltungssystems genutzt werden.

Datenerfassung mittels eines speziellen Testzyklus

Ergänzend zu den dargestellten modellbasierten Merkmalen liefert auch die datengetriebene Betrachtung wertvolle Informationen. **Bild 2** zeigt schematisch einen Testzyklus für eine Vorschubachse, mithilfe dessen ganzheitlich verschleißsensitive Merkmale generiert werden können. Auf eine „Sweep“-Messung zur Ermittlung der Eigenfrequenzen folgen zwei Bereiche mit positiver und negativer Beschleunigung und eine kurze Fahrt mit konstanter Geschwindigkeit, in denen eine Vielzahl steuerungsinterner Daten aufgezeichnet werden kann.

Bild 3 zeigt die Differenz der aus dem Lage- und Drehgeber gewonnenen Positionswerte für drei unterschiedliche Verschleißzustände des KGT der Vorschubachse während des in Bild 2 dargestellten Testzyklus. Es lässt sich bereits qualitativ erkennen, dass deutliche Unterschiede im Verhalten der KGTs bestehen. Insbesondere können daher auch verschleißsensitive Merkmale aus den Daten generiert werden, die eine quantitative Bewertung des Verschleißzustandes erlauben.

Durch das Abfahren dieses definierten Testzyklus kann eine Trennung von Störeinflüssen und tatsächlichem Verschleiß und eine hohe Reproduzierbarkeit der Messungen gewährleistet werden.

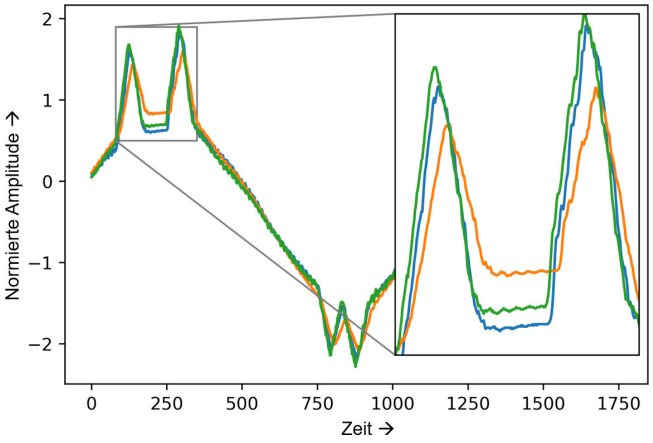


Bild 3 Differenz der Dreh- und Lagegeberwerte für drei unterschiedliche Verschleißzustände des KGT.

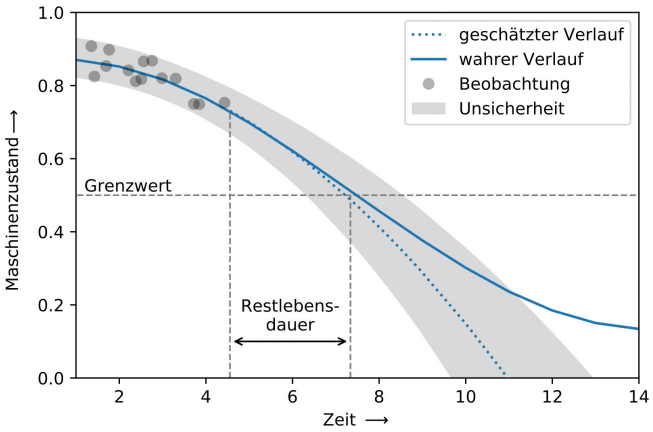


Bild 4 Beispielhafter Verlauf des Komponenten- beziehungsweise Maschinenzustands über die Zeit.

Modellierung und Prognose des Antriebsverschleißes

Beispielhaft wurde im Artikel gezeigt, wie sowohl modellbasierte als auch datengetriebene Merkmale für die Zustandsüberwachung von Vorschubantrieben generiert werden können. In der Regel steht an dieser Stelle eine Vielzahl solcher Merkmale zur Verfügung, aus denen sich der Zustand der Vorschubachse und ihrer Schlüsselkomponenten nicht nur mit dem bloßen Auge bestimmen lässt. Dies kann mithilfe eines geeigneten Regressionsverfahrens geschehen, welches die verschleißsensitiven Merkmale weiter zu einer Kenngröße verdichtet, die den tatsächlichen Zustand der Maschine und deren Komponenten beschreibt.

Bild 4 zeigt einen beispielhaften Verlauf eines solchen Zustandsindikators über den Lebenszyklus einer Werkzeugmaschine. Für den abschließenden Schritt von der Zustandsüberwachung zur prädiktiven Instandhaltung sind zwei Voraussetzungen notwendig: Zum einen muss der zukünftige Verlauf des Maschinenzustands mit einem dazugehörigen Konfidenzintervall prognostiziert werden. Zum anderen ist ein Grenzwert notwendig, ab dem Instandhaltungsmaßnahmen ergriffen werden müssen. Sind beide Voraussetzungen (wie in Bild 4) gegeben, kann die Restlebensdauer der Komponente beziehungsweise Maschine einfach abgelesen werden.

Zusammenfassung und Ausblick

Im Beitrag wurde ein umfassender Ansatz zur prädiktiven Instandhaltung von Vorschubantrieben vorgestellt. Dabei wurden datengetriebene und modellbasierte Ansätze kombiniert, um möglichst viele und auch aussagekräftige Merkmale zu generieren. Zur Datenerfassung wurde auf einen definierten Testzyklus zurückgegriffen, der eine hohe Qualität der Daten garantiert. Vorgestellt wurde auch, wie der Komponenten- beziehungsweise Maschinenzustand aus den extrahierten Merkmalen ermittelt werden kann und welche Voraussetzungen für eine Prognose des Zustands – und damit für die prädiktive Instandhaltungen – gegeben sein müssen.

In einem nächsten Schritt soll das Verschleißmodell des digitalen Zwillings um ein Prozessmodell ergänzt werden, sodass zukünftig nicht nur der oft schwer greifbare Maschinenverschleiß, sondern auch die noch zu erzielende werkstückindividuelle Fertigungsgenauigkeit prognostiziert werden kann. ■

LITERATUR

[1] Zhai, S; Reinhart, G.: Predictive Maintenance als Wegbereiter für die instandhaltungsgerechte Produktionssteuerung. ZWF 113 (2018), Nr. 5, S. 298–301.

[2] Fleischer, J; Schopp, M; Broos, A; Wieser, J.: Datenbasis für lastabhängige Prozesseingriffe – Modularisierung und Analyse von Ausfallursachen zur Erhöhung der Verfügbarkeit von Werkzeugmaschinen. wt Werkstattstechnik online 97 (2007), Nr. 7/8, S. 491–497.

[3] Li, P; Jia, X; Feng, J; Davari, H; Qiao, G; Hwang, Y; Lee, J.: Prognosability study of ball screw degradation using systematic methodology. Mechanical Systems and Signal Processing 109 (2018), S. 45–57.

[4] Imiela, J.: Verfügbarkeitssicherung von Werkzeugmaschinenachsen mit Kugelgewindetrieb durch modellbasierte Verschleißüberwachung. Dissertation, Universität Hannover, 2005. Band 2006,1: Berichte aus dem IFW. PZH Produktionstechn. Zentrum, Garbsen, 2006.

Weiterführende Informationen

Im iwb-Fachseminar „Digitaler Zwilling für die Werkzeugmaschine", das am 12. November 2019 in Garching bei München stattfindet, besteht die Möglichkeit, weiterführende Informationen zur prädiktiven Instandhaltung zu erhalten und mit Experten aus der Industrie und Forschung über deren Potentiale und Herausforderungen zu diskutieren.

Johannes Ellinger, M.Sc., ist wissenschaftlicher Mitarbeiter am Institut für Werkzeugmaschinen und Betriebswissenschaften (*iwb*).

Maximilian Benker, M.Sc., ist wissenschaftlicher Mitarbeiter am *iwb*.

Robin Kleinwort, M.Sc., ist wissenschaftlicher Mitarbeiter am *iwb*.

Prof. Dr.-Ing. **Michael Zäh**, leitet seit 2002 gemeinsam mit Prof. Dr.-Ing. Gunther Reinhart das *iwb* der TU München.